

데이터 마이닝을 이용한 단기 부하 예측 시스템 연구

A Study of Short-Term Load Forecasting System Using Data Mining

주영훈*, 정근호*, 김도완**, 박진배**

Young Hoon Joo*, Keun Ho Jung*, Kim Do Wan**, and Jin Bae Park**

* 군산대학교 전자정보공학부, ** 연세대학교 전기전자공학과

요 약

본 논문에서는 데이터 마이닝을 이용한 단기 전력 부하 예측 시스템의 새로운 설계 기법을 제안한다. 제안된 단기 부하 예측시스템은 Takagi-Sugeno (T-S) 퍼지 모델 기반 예측기와 분류기로 구성된다. 또한, 제안된 T-S 퍼지 모델 기반 분류기는 전반부 가우시안 집합과 후반부 선형화된 베이지안 분류기로 구성된다. 분류기의 파라미터들은 주어진 훈련 집합의 통계적 수치로 쉽게 얻어진다. 제안된 T-S 퍼지 모델 기반 예측기는 한 가지 입력에 대한 선형 시계열 예측기의 블록 조합 형태를 가진다. 후반부 파라미터 추정 문제는 실제 전력 부하와 예측 전력 부하의 놈(norm)을 최소화 하는 블록 최적화 문제로 간주한다. 그 문제는 선형 행렬 부등식으로 설정됨으로써 후반부 파라미터는 추정된다. 전반부 파라미터 추정 문제는 선형 시계열 예측기들이 모여진 전체 T-S 퍼지 시스템의 출력과 실제 전력 부하 사이의 에러를 최소화 하는 문제이다. 이 문제는 경사치 하향 기법이 적용하여 해결되었다. 제안된 기법의 유용성을 검증하기 위해 본 논문은 하루 후 24 시간 전력 부하 예측과 하루 후 최고 전력부하를 예측 실험을 제공한다.

Abstract

This paper presents a new design methods of the short-term load forecasting system (STLFS) using the data mining. The structure of the proposed STLFS is divided into two parts: the Takagi-Sugeno (T-S) fuzzy model-based classifier and predictor. The proposed classifier is composed of the Gaussian fuzzy sets in the premise part and the linearized Bayesian classifier in the consequent part. The related parameters of the classifier are easily obtained from the statistic information of the training set. The proposed predictor takes form of the convex combination of the linear time series predictors for each inputs. The problem of estimating the consequent parameters is formulated by the convex optimization problem, which is to minimize the norm distance between the real load and the output of the linear time series estimator. The problem of estimating the premise parameters is to find the parameter value minimizing the error between the real load and the overall output. Finally, to show the feasibility of the proposed method, this paper provides the short-term load forecasting example.

Key words : 단기 부하 예측, Takagi-Sugeno (T-S) 퍼지 모델, 예측기, 분류기, 선형 행렬 부등식.

1. 서 론

복잡하고 대규모화된 전력 계통의 최적 운용 계획을 위해서 연간 최대 전력 부하 및 시간별 전력 부하에 대한 장기 및 단기간의 전력 부하 예측이 필요하다. 특히 단기 부하 예측은 발전 비용 및 신뢰도와 밀접한 관계를 가지며 그 결과는 예측에 가까운 날의 수요 패턴과 기상 변화 등에 많은 영향을 받으며 전력 계통의 제어 및 단기 계획, 전력 조류 계산 등의 입력 자료로 사용된다. 단기 부하 예측은 시계열 분석 기법[3], 회귀 기반 기법 [4]과 인공 지능(AI)형 기법[5,6], 등과 같이 다양한 기법으로 연구되고 있다.

단기 부하 예측을 위한 예측기 설계에는 고려해야할 문제

점들이 있다. 설계의 전력 부하는 요일 별로 매우 상이한 형태의 유형을 가진다. 또한, 전력 부하는 이전 시간의 부하와 더불어 전날, 전주, 및 작년의 같은 시간 부하와 날씨, 시간, 사람 및 사회 등 여러 가지 요소에 영향을 받는다.

이러한 문제점들을 해결하기 위해 다음과 같은 기법들이 적용되고 있다. 한 가지 예측 모델 대신에 요일별 예측 모델을 사용하여 단기 부하 예측을 시행한다 [4-8]. 또한 예측기는 전력 부하에 영향을 끼치는 여러 요소를 입력으로써 사용하여 원하는 날짜의 전력 부하를 예측하게 된다 [5-8]. 그러나 전력 부하가 요일별로 매우 상이한 형태를 가진다는 것이 사실이라면 시스템적으로 전력부하는 요일별로 분류되어야 한다. 또한, 전력 부하 예측에 사용되는 입력 값의 중요도가 시스템 운영자에게 제시되어야 한다.

본 논문의 주요 장점은 다음과 같다: (i) Takagi-Sugeno (T-S) 모델 기반 분류기를 사용하여 전력 부하는 자동적으로 요일별로 분류된다. (ii) 전력 부하에 영향을 미치는 요소들과 전력부하사이의 비선형적 관계를 T-S 퍼지 시스템의

접수일자 : 2003년 12월 31일

완료일자 : 2004년 4월 6일

본 연구는 산업자원부의 지원에 의하여 기초전력연구원 (과제관리번호: R-2003-B-078) 주관으로 수행된 과제임.

말화점으로 표현하였다. 구체적으로, 제안된 T-S 퍼지 모델 기반 분류기는 전반부 Gaussian 집합과 후반부 선형화된 Bayesian 분류기로 구성된다. 분류기의 파라미터들은 주어진 훈련 집합의 통계적 수치로 쉽게 얻어진다. 제안된 T-S 퍼지 모델 기반 예측기는 한 가지 입력에 대한 선형 시계열 예측기의 불록 조합 형태를 가진다. 예측기의 후반부 파라미터 추정은 실제 전력 부하와 예측 전력 부하의 놈(norm)을 최소화하는 불록 최적화 문제로 간주한다. 그 문제는 선형 행렬 부등식으로 설정됨으로써 후반부 파라미터는 추정된다. 예측기의 전반부 파라미터 추정은 전체 T-S 퍼지 시스템의 출력과 실제 전력 부하 사이의 에러를 최소화하는 문제로 간주된다. 이 문제는 경사치 하향 기법이 적용하여 해결된다. 제안된 기법의 유용성을 검증하기 위해, 본 논문은 하루 후 24시간 전력 부하 예측과 하루 후 최고 전력부하를 예측 실험을 제공한다.

2. T-S 퍼지 시스템

T-S 퍼지 시스템의 i 번째 규칙은 다음과 같이 정의 한다.

$$R^i: \text{ IF } z_1 \text{ is about } \Gamma_1^i \text{ and } \dots \text{ and } z_n \text{ is about } \Gamma_n^i \quad (1)$$

$$\text{ THEN } y_i = f(x)$$

여기서, $R^i, i \in I_m = [1, \dots, m]$, 는 i 번째 규칙을 의미하며, $z_h, h \in I_n = [1, \dots, n]$, 는 h 번째 전반부 변수, $\Gamma_h^i, (i, h) \in I_m \times I_n$, 는 i 번째 규칙에서 h 번째 전반부 변수의 퍼지 집합을 의미하며, $f(x)$ 는 x_1, x_2, \dots, x_n 을 변수로 하는 선형 함수를 나타낸다.

가중치 평균을 이용 T-S 퍼지 시스템의 각 규칙들의 전체 출력은 다음과 같다:

$$\hat{y} = \sum_{i=1}^m \theta_i(z) y_i \quad (2)$$

여기서,

$$\omega_i(z) = \prod_{h=1}^n \Gamma_h^i(z_h), \quad \theta_i(z) = \frac{\omega_i(z)}{\sum_{i=1}^m \omega_i(z)}$$

그리고, $\Gamma_h^i(z_h)$ 는 h 번째 전반부 변수 z_h 의 소속 값이다. θ_i 의 기본 성질은 다음과 같다:

$$\theta_i(z) \geq 0, \quad \sum_{i=1}^m \theta_i(z) = 1$$

따라서 T-S 퍼지 추론 시스템은 어떤 시스템을 각 규칙의 선형 시스템들의 불록 조합 (convex combination) 형태로 구성할 수 있는 장점을 가진다.

참고 1. 본 논문에서는 이러한 T-S 퍼지 시스템을 전력 부하 분류기 및 예측기로 사용하였다. 구체적으로, 후반부는 전력 부하와 관련 있는 여러 영향 요소 (전날의 전력부하 $x(k-1)$, 전주의 전력 부하 $x(k-7)$, 작년의 전력 부하 $x(k-365)$ 와 예측된 기상 요소인 온도 $t(k)$, 풍속 $w(k)$, 및 습도 $m(k)$) 중 한 개만을 입력으로 사용하여 선형 식으로 표현하였다. 결국, m 개의 선형식이 선형 불록 조합 (convex combination)된 형태인 전체 추론 출력 (2)이 전력 부하 $x(k)$ 를 예측하게 된다. 주목할 점은 $\theta_i(z)$ 가 각 영향 요소를

입력으로 하는 선형식이 얼마나 전력부하 예측에 영향을 미치는 정도를 0과 1사이의 값으로 보여줄 수 있다.

3. T-S 퍼지 모델 기반 분류기 및 예측기

3.1 T-S 퍼지 모델 기반 분류기 설계

$C = \{c_1, c_2, \dots, c_m\}$ 은 클래스 라벨의 집합이라 하고 $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T \in R^n$ 은 특성벡터라 하자. 분류기는 다음과 같은 어떤 대응관계를 나타낸다.

$$R^n \rightarrow C \quad (3)$$

패턴 분류기를 설계하는 많은 기법들이 존재한다. 그중에서 가장 많이 사용되는 기법은 각 클래스를 묘사하는 m 개의 판별 함수 (discriminant function) $d_i(x), i \in I_m = [1, 2, \dots, m]$,을 사용하는 것이다. 그러한 분류기는 다음과 같은 조건을 만족한다면 한 특성벡터 X 를 클래스 i 로 분류한다.

$$d_i(x) > d_j(x), \quad \text{for all } j \neq i, j \in I_m \quad (4)$$

본 논문에서 제안하는 T-S 퍼지 모델기반 분류기 또한 판별 함수로서 나타내어진다. T-S 퍼지 모델의 규칙이 (1)과 같이 주어진다면 i 번째 규칙의 결과는 다음과 같이 추론 된다.

$$\hat{y}_i = \omega_i y_i \quad (5)$$

따라서, T-S 퍼지 분류기는 다음과 같은 조건을 만족한다면 한 특성벡터 X 를 클래스 i 로 분류한다.

$$\hat{y}_i(x) > \hat{y}_j(x), \quad \text{for all } j \neq i, j \in I_m \quad (6)$$

판별 함수의 기능을 수행하기 위해 제안된 T-S 퍼지 모델의 전반부 퍼지 집합은 특성 공간을 주어진 퍼지 집합의 공간으로 분할하며 그 공간을 후반부 선형 함수가 묘사하게 된다. 구체적으로, i 번째 규칙의 전반부 퍼지 집합은 i 번째 클래스에 대응하는 특성 공간을 묘사해야 한다. 그 때, 후반부 선형 함수의 출력은 그 공간에서 다른 규칙의 후반부 출력보다 커야 한다. 따라서 T-S 퍼지 기반 분류기 설계 문제는 다음과 같다.

문제 1. (T-S 퍼지 모델 기반 분류기 설계 문제) T-S 퍼지 모델기반 분류기의 전반부 퍼지 집합과 후반부 선형 함수는 다음과 같은 목적을 만족 하도록 설계되어야 한다.

- (i) 전반부 퍼지 집합은 주어진 특성공간을 i 번째 특성 벡터에 대응하는 영역으로 분할하여야 한다.
- (ii) 후반부 선형 함수는 다른 규칙의 선형 함수 보다 큰 값을 가져야 한다.

$$y_i(x) > y_j(x), \quad \text{for all } j \neq i, j \in I_m$$

우선, 문제 1의 첫 번째 목적을 만족시키기 위해 퍼지 집합의 파라미터 a_h^i 와 b_h^i 는 트레이닝 집합에서 모든 i 번째 클래스에 해당하는 h 번째 특성 변수 $x_h \in c_i$ 의 평균과 표준 편차로써 각각 설정하였다. 두 번째 목적은 다음과 같은 Bayesian 분류기를 사용한다.

$$y_i(x) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} |\Sigma_i|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(x-m_i)^T \Sigma_i^{-1}(x-m_i)\right) \times P(c_i) \quad (7)$$

여기서, m_i 는 i 번 클래스의 평균 벡터, Σ_i 는 covariance 행렬이다. 선형 형태로 변환하면, 다음과 같이 주어진다.

$$y_i(x) = \left(\frac{1}{\sigma^2} m_i\right)^T x - \frac{1}{2\sigma^2} m_i^T m_i + \ln P(c_i) \quad (8)$$

참고 2. 우리는 전력 부하 데이터를 월요일, 화요일, 금요일, 토요일, 일요일로 분류하였다.

3.2 T-S 퍼지 모델의 후반부 파라미터 추정

T-S 퍼지 모델 후반부에 사용될 다음과 같은 선형 시계열 예측기를 고려하자.

$$y_i = A_i x_i - B_i \quad (9)$$

우선 후반부 파라미터 추정에서 중심 아이디어는 모든 훈련 집합 $[x, y_d]$ 에 대해서 y_d 와 y_i 사이의 놈(norm) 거리를 가능한 최소화하는 행렬 A_i 와 B_i 을 구하는 것이다. 구체적으로 모델 동정 문제는 다음과 같이 설정된다.

문제 2. (후반부 파라미터 추정 문제) 모든 훈련 집합 $[x, y_d]$ 에 대해서 가능한 다음 부등식 제약 조건을 만족하는 행렬 A_i, B_i 을 찾으시오

$$\text{Minimize}_{A_i, B_i, \alpha} \|y_d - A_i x_i - B_i\| < \alpha^2 I \quad (10)$$

주목할 점은 문제 2는 볼록(convex) 최적화 문제로 주어졌으므로 선형 행렬 부등식 (LMIs)으로 구성함으로써 수치적으로 해결할 수 있다는 것이다. 후반부 파라미터 추정에 관한 주요 결과는 다음과 같이 요약된다.

정리 1. (α -준최적 선형제어기 설계) 모든 훈련 집합 $[x, y_d]$ 에 대해서 다음과 같은 GEVP의 해가 존재하도록 하는 행렬 A_i, B_i 와 실수 α 가 존재한다면,

$$\text{Minimize}_{A_i, B_i, \alpha} \begin{bmatrix} \alpha I & \\ & y_d - A_i x_i - B_i \end{bmatrix} < 0 \quad (11)$$

전력 부하 예측 모델 (9)은 실제 전력 부하와 거의 같은 결과를 예측할 수 있다. 여기서, '*'는 대응하는 대각(symmetric) 위치에서 전치 행렬이다.

증명: 문제 1로부터 다음과 같은 부등식이 주어진다.

$$\|y_d - A_i x_i - B_i\| < \alpha^2 I \quad (12)$$

2놈(induced-2 norm)정의로부터 다음 부등식은 유효하다.

$$(y_d - A_i x_i - B_i)^T (y_d - A_i x_i - B_i) < \alpha^2 I \quad (13)$$

Schur complement 이용해서, 식(11)과같이 선형 행렬 부등식 (LMIs)으로 표현될 수 있다. ■

정리 1를 통해서 정해진 m 개의 선형 예측기가 주어진다 면, 우리는 전체 T-S 퍼지 시스템 출력 \hat{y} 과 y_d 사이의 어떤

에러 함수를 최소화시키는 전반부 파라미터를 찾을 수 있다. 따라서 전반부 파라미터 추정 문제는 다음과 같이 구성된다.

문제 3. (전반부 파라미터 추정 문제) 만약 에러가 다음과 같이 주어진다면,

$$e = y_d - \hat{y} \quad (14)$$

에러의 놈(norm)을 최소화시키는 후반부 파라미터를 찾는 것이 후반부 파라미터 추정 문제의 한 가지 접근방법이다. 이것은 모든 훈련 집합 $[x, y_d]$ 에 대해서 가능한 다음 목적 함수를 최소화시키는 전반부 파라미터를 찾는 문제와 동일하다.

$$J = \frac{1}{2} \|y_d - \hat{y}\| \quad (15)$$

제시된 문제 3은 경사치 하향 기법으로 풀 수 있다. 전반부 파라미터 추정에 관한 주요 결과는 다음과 같다.

정리 2. (경사치 하향 기법을 이용한 전반부 파라미터 추정) 퍼지 모델이 (1)과 같이 표현되고 그것의 출력이 (2)와 같고 소속 함수가 다음과 같은 가우시안 소속 함수로 정의된다면

$$\Gamma_h^i(z_h) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{z_h - a_h^i}{b_h^i}\right)^2\right) \quad (16)$$

전반부 파라미터 a_h^i 와 b_h^i 는 다음과 같은 학습 규칙에 의해서 정확히 조정된다.

$$\Delta a_h^i = \beta (y_d - \hat{y})^T (y^i - \hat{y}) \frac{1}{\sum_{i=1}^m} \frac{\partial w_i}{\partial a_h^i} \quad (17)$$

$$\Delta b_h^i = \beta (y_d - \hat{y})^T (y^i - \hat{y}) \frac{1}{\sum_{i=1}^m} \frac{\partial w_i}{\partial b_h^i} \quad (18)$$

증명: 우선 파라미터 i 번째 규칙의 전반부 파라미터 a_h^i 를 고려하자.

$$\begin{aligned} \Delta a_h^i &= -\beta \frac{\partial}{\partial a_h^i} J \\ &= \beta (y_d - \hat{y})^T \frac{\partial}{\partial a_h^i} \hat{y} \\ &= \beta (y_d - \hat{y})^T \frac{\frac{\partial w_i}{\partial a_h^i} y_i \sum_{i=1}^m \omega_i - \sum_{i=1}^m \omega_i y^i \frac{\partial w_i}{\partial a_h^i}}{\left(\sum_{i=1}^m \omega_i\right)^2} \\ &= \beta (y_d - \hat{y})^T (y^i - \hat{y}) \frac{1}{\sum_{i=1}^m} \frac{\partial w_i}{\partial a_h^i} \end{aligned}$$

여기서,

$$\frac{\partial w_i}{\partial a_h^i} = \frac{1}{b_h^i} \frac{z_h - a_h^i}{b_h^i} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{z_h - a_h^i}{b_h^i}\right)^2\right)$$

같은 방식으로, Δb_h^i 는 다음과 같다:

$$\Delta b_h^i = \beta (y_d - \hat{y})^T (y^i - \hat{y}) \frac{1}{\sum_{i=1}^m} \frac{\partial w_i}{\partial b_h^i}$$

여기서,

$$\frac{\partial \omega_i}{\partial b_h^i} = \frac{1}{b_h^i} \left(\frac{z_h - a_h^i}{b_h^i} \right)^2 \exp \left(-\frac{1}{2} \left(\frac{z_h - a_h^i}{b_h^i} \right)^2 \right)$$

4. 모의 실험 결과 및 분석

본 논문은 제안된 기법의 검증에 위해 2000년 12월 4일 월요일부터 2000년 12월 10일 일요일까지의 하루 시간별 및 하루 최대 전력 단기 부하 예측을 실시하였다. 그림 1은 1999년부터 2000년까지의 실제 전력 부하량을 나타내고 있다. 구체적으로, 제안된 분류기는 부하 특성에 따라 월요일, 화~금요일, 토요일, 및 일요일 전력 부하를 분류하며, 분류된 전력 부하에 따라 우리는 총 4가지 단기 부하 예측기를 설계한다.

사례 1: 시간별 전력 부하 예측

훈련 집합은 1999년부터 2000년 12월 3일 사이의 기간 중 과거 시간별 전력 부하 데이터 1100개를 사용하였다.

제안된 시간별 단기 부하 예측기 모델은 다음과 같다.

$$\begin{aligned}
 R^1: & \text{ IF } z_1 \text{ is about } \Gamma_1^1, z_2 \text{ is about } \Gamma_2^1, z_3 \text{ is about } \Gamma_3^1 \\
 & \text{ THEN } x(k) = A^1 x(k-1) + B^1, \\
 R^2: & \text{ IF } z_1 \text{ is about } \Gamma_1^2, z_2 \text{ is about } \Gamma_2^2, z_3 \text{ is about } \Gamma_3^2 \\
 & \text{ THEN } x(k) = A^2 x(k-7) + B^2, \\
 R^3: & \text{ IF } z_1 \text{ is about } \Gamma_1^3, z_2 \text{ is about } \Gamma_2^3, z_3 \text{ is about } \Gamma_3^3 \\
 & \text{ THEN } x(k) = A^3 x(k-365) + B^3.
 \end{aligned}
 \tag{19}$$

여기서, $x(\cdot)$ 는 \cdot 번째 날의 시간별 전력 부하 벡터를 나타내고 $z_1(\cdot)$, $z_2(\cdot)$,와 $z_3(\cdot)$ 는 각각 \cdot 번째 날의 평균, 최소 및 최대 전력을 나타내며, A_i 는 25×25 행렬, B_i 는 25×1 벡터이다.

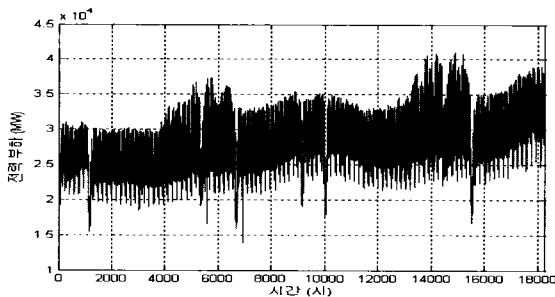


그림 1. 1999년부터 2000년까지의 실제 전력 부하량
Figure1. Power load for the period between 1999 year and 2000 year.

훈련 집합에 대한 예측기 동정 결과는 표 1과 같다. 선형 예측기만을 사용한 단기 부하 예측 결과보다 이들 선형 예측기로 구성된 T-S 퍼지 모델 기반 예측기의 결과가 오차가 적음을 알 수 있다. 동정된 예측기를 사용하여 실질적인 예측기 성능을 평가하기 위해 검증 집합에 대한 시간별 단기 부하 예측을 실시하였다. 실험 결과는 표2와 그림 2에 제시되어 있다. 표 2를 통해서 선형 예측기보다 T-S 퍼지 모델 기반 예측기가 보다 적은 예측 오차를 가짐을 보여주고 있다. 그림 2에서 나타낸 것처럼 제안된 예측기는 입력과 예측

결과 사이의 관계를 θ_i 를 통해서 보여줄 수 있다. θ_1 이 전반적으로 1에 가깝기 때문에 시간별 전력 부하 예측에서는 전날의 전력 부하가 매우 중요한 요소이다. 특히, 월요일인 경우 θ_1 과 θ_2 가 크기 때문에 전날과 전주의 전력 부하가 중요한 요소로 작용함을 알 수 있다.

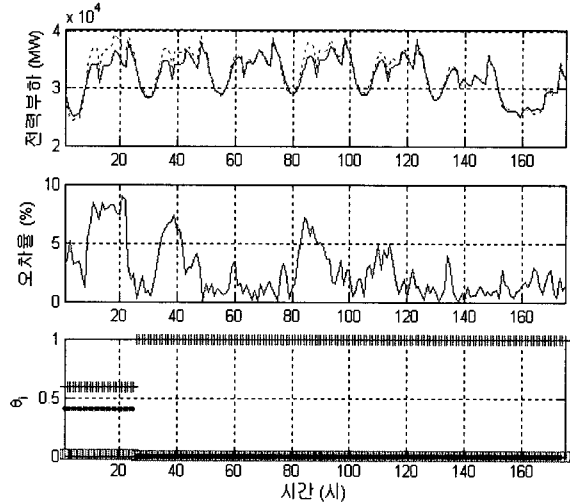


그림 2. 2000년 12월 4일 월요일부터 2000년 12월 10일 일요일까지의 하루 시간별 전력 부하 예측 결과 (실선은 실제 전력 부하, 점선은 예측 전력 부하, '+'는 θ_1 , '.'는 θ_2 , '□'는 θ_3 이다.)

Figure2. The results of the hourly power load forecasting for the period between 12. 4. 2000 and 12. 10. 2000.

표 1. 훈련 데이터 단기 부하 예측 결과 MAPE(%)
Table 1. The results of short-term load forecasting for the training data

| 기법 | 선형 예측기 | | | T-S 퍼지 예측기 |
|-----|----------|----------|------------|------------------------|
| | $x(k-1)$ | $x(k-7)$ | $x(k-365)$ | $x(k-1)x(k-7)x(k-365)$ |
| 월 | 3.74 | 5.18 | 5.72 | 3.10 |
| 화~금 | 1.61 | 5.62 | 5.15 | 1.56 |
| 토 | 0.94 | 5.76 | 4.10 | 0.93 |
| 일 | 1.15 | 3.94 | 3.28 | 1.14 |

표 2. 검증 데이터 단기 부하 예측 결과 MAPE(%)
Table 2. The results of short-term load forecasting for the testing data

| 기법 | 선형 예측기 | | | T-S 퍼지 예측기 |
|-----|----------|----------|------------|------------------------|
| | $x(k-1)$ | $x(k-7)$ | $x(k-365)$ | $x(k-1)x(k-7)x(k-365)$ |
| 월 | 4.97 | 8.11 | 2.40 | 5.67 |
| 화~금 | 2.59 | 5.37 | 9.01 | 2.58 |
| 토 | 0.96 | 10.14 | 2.72 | 0.95 |
| 일 | 1.45 | 3.11 | 2.33 | 1.45 |

표 3. 훈련 데이터 단기 부하 예측 결과 MAPE(%)
Table 3. The results of short-term load forecasting for the training data

| 기법 | 선형 예측기 | | | | | | T-S 퍼지 예측기 |
|-----|----------|----------|----------|--------|--------|--------|--|
| | $x(k-1)$ | $x(k-7)$ | $x(k-3)$ | $t(k)$ | $w(k)$ | $m(k)$ | $x(k-1)x(k-7)$ $x(k-365)$ $t(k), w(k), m(k)$ |
| 월 | 6.39 | 11.49 | 9.37 | 11.23 | 9.45 | 9.02 | 6.30 |
| 화~금 | 1.27 | 2.03 | 4.51 | 1.94 | 5.0 | 4.43 | 1.26 |
| 토 | 1.76 | 3.92 | 3.31 | 4.35 | 6.74 | 4.82 | 1.75 |
| 일 | 1.81 | 2.87 | 3.52 | 4.84 | 6.74 | 6.80 | 1.80 |

표 4. 검증 데이터 단기 부하 예측 결과 MAPE(%)
Table 4. The results of short-term load forecasting for the testing data

| 기법 | 선형 예측기 | | | | | | T-S 퍼지 예측기 |
|-----|----------|----------|------------|--------|--------|--------|--|
| | $x(k-1)$ | $x(k-7)$ | $x(k-365)$ | $t(k)$ | $w(k)$ | $m(k)$ | $x(k-1)x(k-7)$ $x(k-365)$ $t(k), w(k), m(k)$ |
| 월 | 9.36 | 17.5 | 20.76 | 16.53 | 22.3 | 21.26 | 0.60 |
| 화~금 | 1.85 | 0.94 | 6.91 | 2.97 | 10.31 | 9.81 | 2.07 |
| 토 | 3.04 | 8.27 | 7.56 | 9.52 | 17.09 | 8.73 | 3.04 |
| 일 | 3.35 | 0.11 | 12.41 | 8.45 | 12.33 | 13.95 | 2.76 |

사례 2 : 하루 후 최대 전력 부하 예측

훈련 집합은 1999년부터 2000년 12월 3일 사이의 기간 중 과거 시간별 전력 부하 데이터 36개를 사용하였다. 제안된 최대 전력 부하 예측기 모델은 다음과 같다.

- R^1 : IF $x(k-1)$ is about Γ_1^1
THEN $x(k) = A_1 x(k-1) + B_1$,
- R^2 : IF $x(k-7)$ is about Γ_2^2 ,
THEN $x(k) = A_2 x(k-7) + B_2$,
- R^3 : IF $x(k-365)$ is about Γ_3^3 ,
THEN $x(k) = A_3 x(k-365) + B_3$.
- R^4 : IF $t(k)$ is about Γ_4^4 ,
THEN $x(k) = A_4 t(k) + B_4$.
- R^5 : IF $w(k)$ is about Γ_5^5 ,
THEN $x(k) = A_5 w(k) + B_5$.
- R^6 : IF $m(k)$ is about Γ_6^6 ,
THEN $x(k) = A_6 m(k) + B_6$.

여기서, $x(\cdot)$ 는 \cdot 번째 날의 최대 전력 부하를 나타내고, $t(\cdot)$ 는 \cdot 번째 날의 평균 온도, $w(\cdot)$ 는 \cdot 번째 날의 풍속, $m(\cdot)$ 은 \cdot 번째 날의 습도, A_i 와 B_i 는 실수이다.

훈련 집합에 대한 예측기 동정 결과는 표 3과 같다. 선형 예측기만을 사용한 단기 부하 예측 결과보다 이들 선형예측기로 구성된 T-S 퍼지 모델 기반 예측기의 결과가 오차가 적음을 알 수 있다. 실질적인 예측기 성능을 평가하기 위해 검증집합에 대한 동정된 예측기를 사용하여 시간별 단기 부하 예측을 실시하였다. 실험 결과는

표 3과 그림 2에 제시되어 있다. 전반적으로, 표 3은 선형 예측기보다 T-S 퍼지 모델 기반 예측기가 전반적으로 보다 적은 예측 오차를 가짐을 보여주고 있다. 그림 3에서 θ_i 의

변화는 최대 전력 부하 예측 실험에서 전날의 전력 부하와 온도가 많은 영향을 줄을 보여준다.

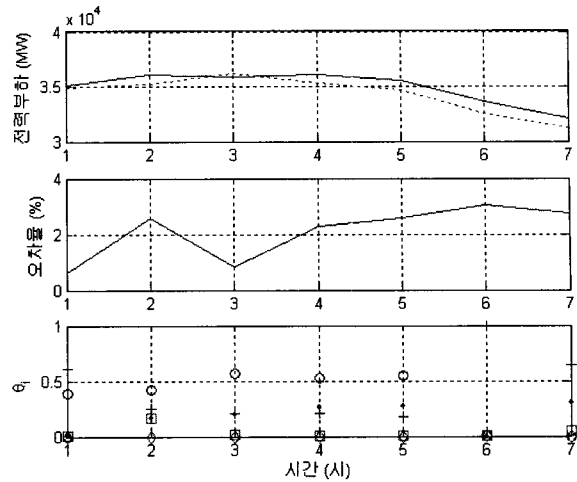


그림 3. 2000년 12월 4일 월요일부터 2000년 12월 10일 일요일까지의 하루 최대 전력 부하 예측 결과 (실선은 실제 전력 부하, 점선은 예측 전력 부하, '+', '.', '□', 'o', '◇'과 '.'는 각각 $\theta_1, \theta_2, \theta_3, \theta_4, \theta_5$ 과 θ_6 이다.)

Figure3. The results of the maximum power load forecasting for the period between 12. 4. 2000 and 12. 10. 2000.

5. 결 론

본 논문은 시간별 및 최대 전력 부하 예측을 위한 퍼지 모델기반 분류기와 예측기를 제안하였다. 제안된 T-S 퍼지 모델 기반 분류기는 주어진 입력에 대해서 부하 예측일의 특성을 분류하였다. 제안된 분류기를 통해서 얻어진 각 클래스별 전력 부하 데이터를 기반 하여 우리는 퍼지 모델 기반 예측기를 설계하였다. 마지막으로, 제안된 분류기와 예측기의 실효성은 실제 전력 부하 예측을 통해서 그 우수성을 검증하였다.

참고문헌

- [1] Y. H. Joo, H. S. Hwang, K. B. Kim, and K. B. Woo, "Linguistic model identification for fuzzy system," *Electron. Letter*, vol. 31, no. 4, pp. 330-331, 1995.
- [2] Y. H. Joo, H. S. Hwang, K. B. Kim, and K. B. Woo, "Fuzzy system modeling by fuzzy partition and GA hybrid schemes," *Fuzzy Set Syst.*, vol. 86, no. 3, pp. 279-288, 1997.
- [3] N. Amjady, "Short-term hourly load forecasting using time-series modeling with peak load estimation capability," *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 16, No. 3, pp. 498-505, 2001.
- [4] S. J. Huang and K. R. Shih, "Short-term load forecasting via ARMA model identification including non-Gaussian process considerations," *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 18, No. 2, pp.

673-679, 2003.

- [5] A. Khotanzad, E. Zhou, and H. Elragal, "A neuro-fuzzy approach to short-term load forecasting in a price-sensitive environment," *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 17, No. 4, pp. 1273-1282, 2002.
- [6] H. S. Hippert, C. E. Pedreira, and R. C. Souza, "Neural networks for short-term load forecasting: a review and evaluation," *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 16, No. 1, pp. 44-55, 2001.
- [7] N. Amjady, "Short-term hourly load forecasting using time series modeling with peak load estimation capability," *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 16, No. 3, pp. 498-505, 2001.
- [8] H. Mori, and A. Yuihara, "Deterministic annealing clustering for ANN-based short-term load forecasting," *IEEE Trans. Power Syst.*, Vol. 16, No. 3, pp. 545-551, 2001.



정 근 호 (Keun Ho Jung)

2003년 : 군산대학교 전자정보공학부 졸업
2003년~현재 : 군산대학교 전자정보공학과 석사과정

관심분야 : 지능정보, 컴퓨터 비전, 감성 인식 공학, 퍼지 제어, 신경회로망

Phone : 063-469-4706

Fax : 063-469-4706

E-mail : jjeong828@kunsan.ac.kr



김 도 완 (Do Wan Kim)

제 13권 6호(2003년 12월호) 참조

저 자 소 개



주 영 훈 (Young Hoon Joo)

제 14권 1호(2004년 2월호) 참조



박 진 배 (Jin Bae Park)

제 14권 1호(2004년 2월호) 참조